IFT870/BIN710
Forage de données

Thème 3 : Prétraitement et représentation des données

Davy Ouedraogo
Département d'informatique

UDS Université de Sherbrooke

Inspiré des notes de cours de Pre Aida Ouangraoua

Partie I : Théorie

Prétraitement

- **Auscultation (qualité des données)**
- **Nettoyage**
- **Intégration**
- **Réduction**
- **Transformation**
- **Discrétisation/binarisation**

Auscultation

- **Auscultation (qualité des données)**
  - Correctitude
  - Complétude
  - Cohérence
  - À jour
  - Vraisemblable
  - Interprétable

Prétraitement

- ❑ **Auscultation (qualité des données)**
- ❑ **Nettoyage**
- ❑ **Intégration**
- ❑ **Réduction**
- ❑ **Transformation**
- ❑ **Discrétisation/binarisation**

Nettoyage

- **Nettoyage : exemple de cas**

  - **Données incomplètes** : manque de valeurs d'attribut, ou manque de certains attributs intéressants
    Exemple : Annee =

  - **Données bruitées**: contenant du bruit, des erreurs ou des valeurs aberrantes.
    Exemple : Prix = -1000

  - **Données incohérentes**: contenant des incohérences entre valeurs d'attributs.
    Exemple : Age = 40 et DateNaissance = "01/01/1900";
    Valeurs «1, 2, 3,A,B,C» pour attribut catégoriel;
    Même valeurs pour plusieurs objets.

Nettoyage

- **Nettoyage : dans le cas de données incomplètes (Module sklearn.impute : model.fit() … model.transform())**
  - Retirer les objets incomplets : à condition qu'il reste assez de données
  - Completer les valeurs manquantes
    - Manuellement, si on sait où les retrouver
    - Automatiquement avec :
      - La moyenne globale
      - La moyenne suivant la classe
      - La valeur la plus probable (inférence bayésienne ou arbre de décision)

Nettoyage

- **Nettoyage : dans le cas de données bruitées**
  (Lissage : nettoyer le bruit pour réduire les irrégularités du modèle)

  - Partitionner les données en parts de fréquence égale puis nettoyer par moyenne, médiane ou bornes
  - Nettoyer après avoir appliquer un modèle de régression
  - Détecter par clustering et nettoyer les valeurs aberrantes (extrêmes)
  - Détecter et nettoyer manuellement les valeurs suspectes

Nettoyage

- **Nettoyage : dans le cas de données incohérentes**

  - Utiliser des métadonnées
    Exemple: ensemble ou intervalle des valeurs, distribution, relations

  - Vérifier les règles d'unicité, de consécutivité ou toute autre règle connue

  - Explorer les données pour découvrir des règles et des relations, et détecter les valeurs suspectes
    Exemple: corrélation et regroupement pour trouver les valeurs aberrantes

Prétraitement

- ❑ **Auscultation (qualité des données)**
- ❑ **Nettoyage**
- ❑ **Intégration**
- ❑ **Réduction**
- ❑ **Transformation**
- ❑ **Discrétisation/binarisation**

Intégration

- **Intégration : Combinaison de données de sources multiples**

  - Identifier les objets ou attributs redondants

    Exemple : analyse de corrélation/co-variance

  - Résoudre les conflits de valeurs d'attributs

    Exemple : différentes échelles, unités de mesure

Prétraitement

- ❑ **Auscultation (qualité des données)**
- ❑ **Nettoyage**
- ❑ **Intégration**
- ❑ **Réduction**
- ❑ **Transformation**
- ❑ **Discrétisation/binarisation**

Réduction

- **Réduction : réduire le volume des données pour accélérer/améliorer le traitement**

- **Deux stratégies**

  - Réduction de dimension (attributs)
    - Élimination des attributs non pertinents et réduction du bruit
    - Réduction du temps et de l'espace requis pour l'analyse
    - Facilitation de la visualisation

  - Réduction des données (objets)
    - Choisir une représentation compressée des données

Réduction de dimension

- **Analyse en composantes principales (PCA)**
- **Factorisation par matrices non-négatives (NMF)**
- **Manifold**
- **Sélection d'attributs :** ne conserver que les attributs les plus pertinents

Réduction de dimension par sélection d'attributs
(Module sklearn.feature_selection : model.fit_transform())

- **Statistique univariée :** attributs classés en fonction de la significativité statistique de leur relation avec l'attribut cible
  Exemple pour la classification : analyse de la variance ANOVA

  - Attribut considéré individuellement (**SelectKBest, SelectPercentile)**

- **Sélection par modèle :** Utiliser des modèles supervisés qui évaluent l'importance des attributs (*feature_importances*)(Exemple: arbres de décision et dérivés, modèles linéaires)
  (**SelectFromModel)**

- **Sélection itérative par modèle :** utilisation de plusieurs modèles de façon itérative, en affinant (ajout/retrait) au fur et à mesure l'ensemble des attributs jusqu'à un critère d'arrêt
  (RFE 'RecursiveFeatureElimination')

Réduction des données

- **Réduction par modèle (supervisée) : apprendre un modèle à partir de données, conserver les paramètres du modèle, et supprimer les données**

  Exemple : régression linéaire, régression multiple

- **Réduction sans modèle (non-supervisé) :**

  - **Avec histogramme** : ne conserver que les moyennes ou sommes des valeurs dans chaque intervalle

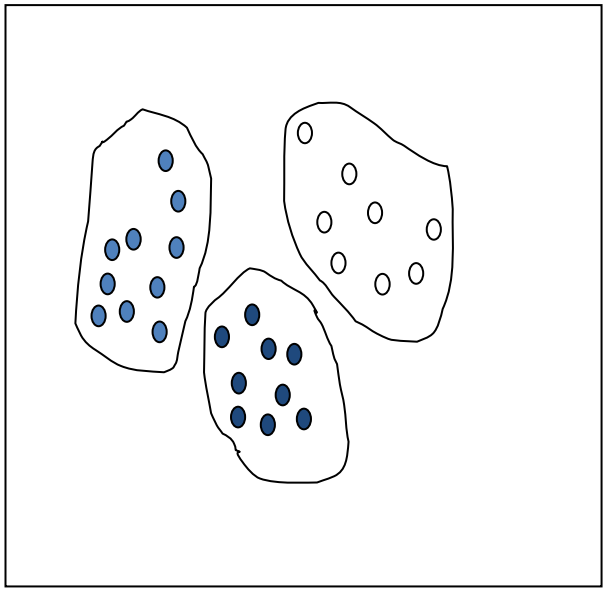
  - **Avec clustering** : ne conserver que la représentation des clusters
    Exemple : centre et rayon, ou dendrogramme pour clustering hiérarchique

  - **Avec échantillonnage** : ne conserver qu'un échantillon des objets

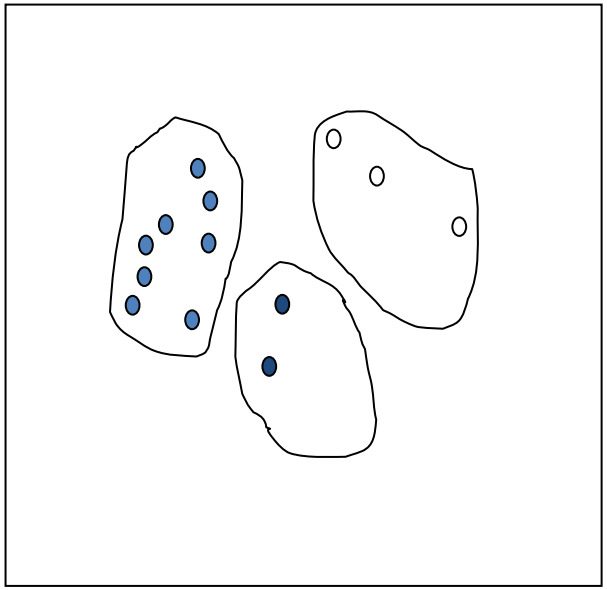
- **Compression des données sans perte (séquence, audio, vidéo)**

Type d'échantillonnage

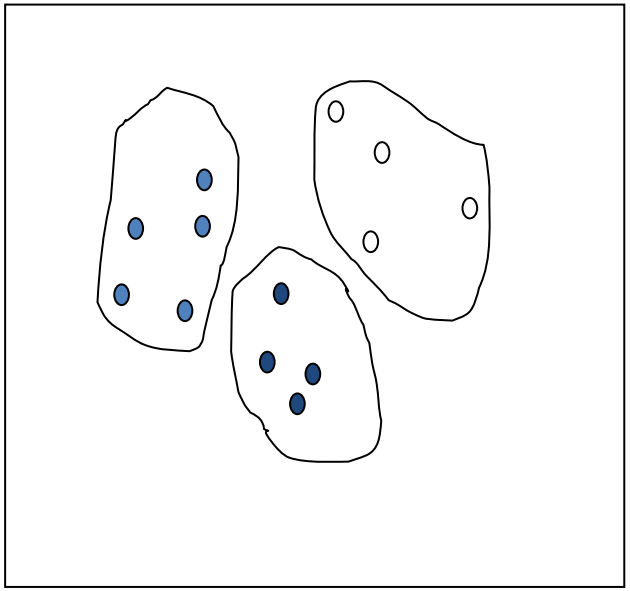
- **Aléatoire**
- **Avec remise :** un objet peut être tiré plusieurs fois
- **Sans remise :** un objet est tiré une seule fois
- **Stratifié** : partitionner les données et échantillonner dans chaque partie.



Données



Échantillonnage aléatoire



Échantillonnage stratifié

Prétraitement

- ❑ **Auscultation (qualité des données)**
- ❑ **Nettoyage**
- ❑ **Intégration**
- ❑ **Réduction**
- ❑ **Transformation**
- ❑ **Discrétisation/binarisation**

Transformation des données
(Module sklearn.preprocessing)

- **Transformation :** appliquer une fonction qui transforme l'ensemble des valeurs d'un attribut en un nouvel ensemble de valeurs

- **Fonctions:**

  - **Transformation non linéaire:** appliquer des fonctions mathématiques telles que:
    - **log, exp** : aident à ajuster les échelles relatives
    - **sin, cos :** utiles pour les données à motifs périodiques

  - **Normalisation:** ramener les valeurs d'un attribut à un intervalle spécifié

  - **Construction d'attributs additionnels : à partir des attributs existants** (Exemple : polynôme)

Normalisation des données

(Module sklearn.preprocessing : model.fit_transform())

- **Normalisation: :** ramener les valeurs d'un attribut à un intervalle spécifié

  - **Normalisation Min-max** : vers [new_min$_A$, new_max$_A$] **(MinMaxScaler)**

$$v' = \frac{v - min_A}{max_A - min_A}(new\_max_A - new\_min_A) + new\_min_A$$

Exemple: Pour des valeurs variant de 500 à 3000 normalisées vers l'intervalle [0, 1], la valeur 650 devient: $\frac{650-500}{3000-500}(1.0-0)+0=0.06$

  - **Normalisation par Z-score** (μ: moyenne, σ: écart-type): **(StandardScaler)** $v' = \frac{v-\mu}{\sigma}$

Exemple: Si μ = 2000 et σ = 700, la valeur 650 devient:

$$\frac{650-2000}{700} = -1.93$$

Construction d'attributs additionnels
(Module sklearn.preprocessing)

- Ajout de produits d'attributs ou attributs polynomiaux pour enrichir la représentation.

  - Ajout de produits d'attributs : utile pour représenter des interactions entre les attributs
    (np.hstack([X, Y, X*Y]))

  - Ajout d'attributs polynomiaux : utile pour les modèles linéaires de régression ➔ régression polynomiale
    (PolynomialFeatures)

Prétraitement

- ❑ **Auscultation (qualité des données)**
- ❑ **Nettoyage**
- ❑ **Intégration**
- ❑ **Réduction**
- ❑ **Transformation**
- ❑ **Discrétisation/binarisation**

Discrétisation/binarisation
(Module sklearn.preprocessing)

- Discrétisation: attribut à valeurs continues ➔ attribut à *k* valeurs catégorielles **(KBinsDiscretizer)**
  - Diviser l'ensemble des valeurs continues en *k* intervalles, puis remplacer les valeurs par les identifiants des intervalles
- Binarisation: attribut à *k* valeurs catégorielles ➔ *k* attributs binaires **(OneHotEncoder, ou pandas.getdummies)**
  - Supprimer l'attribut initial et remplacer par *k* attributs binaires, un pour chaque valeur initiale

Discretisation/binarisation
(Module sklearn.preprocessing)

❑ pandas.getdummies()

	Integer Feature	Categorical Feature
0	0	socks
1	1	fox
2	2	socks
3	1	box

```
display(pd.get_dummies(demo_df))
```

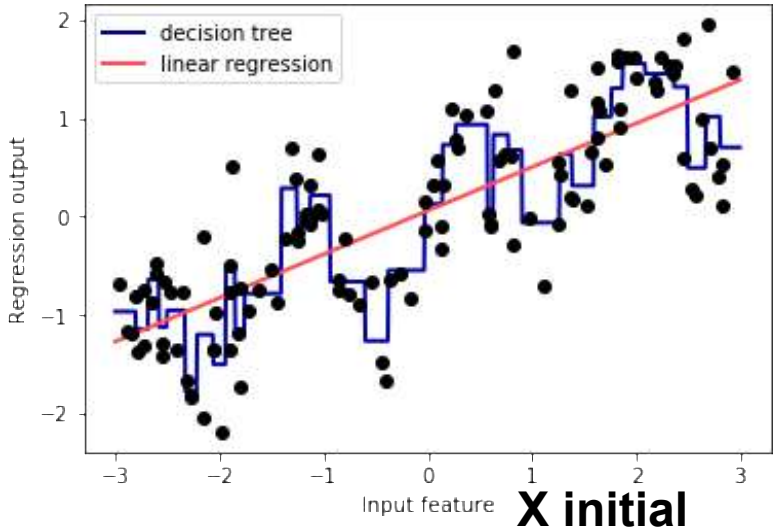
	Integer Feature	Categorical Feature_box	Categorical Feature_fox	Categorical Feature_socks
0	0	0	0	1
1	1	0	1	0
2	2	0	0	1
3	1	1	0	0

❑ OneHotEncoder

	Integer Feature_0	Integer Feature_1	Integer Feature_2	Categorical Feature_box	Categorical Feature_fox	Categorical Feature_socks
0	1	0	0	0	0	1
1	0	1	0	0	1	0
2	0	0	1	0	0	1
3	0	1	0	1	0	0

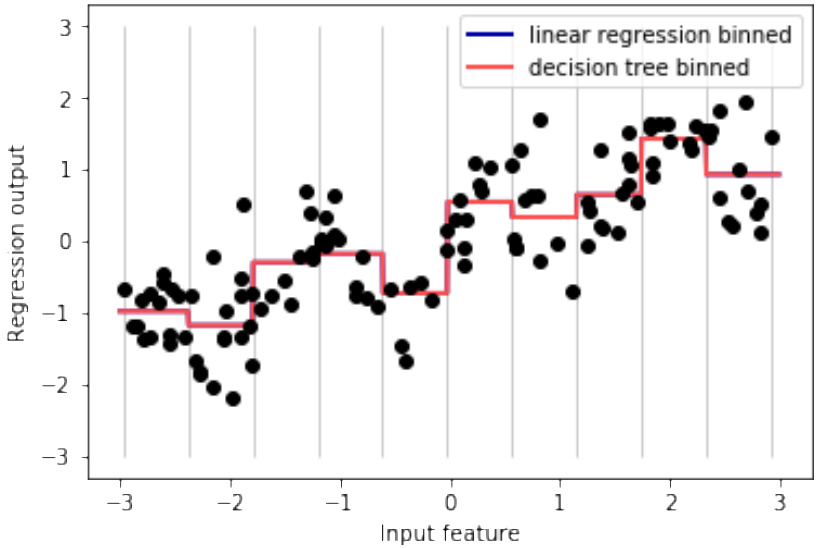
Discretisation/binarisation
(Module sklearn.preprocessing)

```
[[-0.753]
 [ 2.704]
 [ 1.392]
 [ 0.592]
 [-2.064]
 [-2.064]
 [-2.651]
 [ 2.197]
 [ 0.607]
 [ 1.248]]
```



X initial

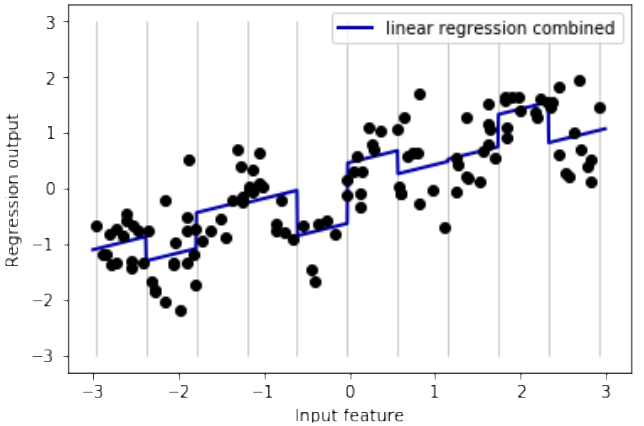
```
array([[0., 0., 0., 1., 0., 0., 0., 0., 0., 0.],
       [0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 1.],
       [0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 1., 0., 0.],
       [0., 0., 0., 0., 0., 0., 1., 0., 0., 0.],
       [0., 1., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0.],
       [0., 1., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0.],
       [1., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0.],
       [0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 1., 0.],
       [0., 0., 0., 0., 0., 0., 1., 0., 0., 0.],
       [0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 1., 0., 0.]])
```



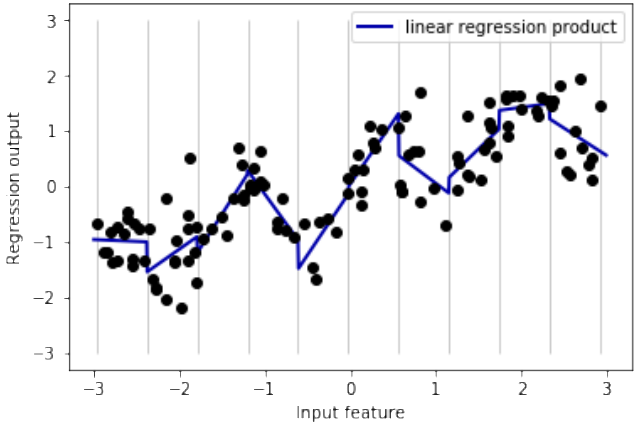
X discrétisé et binarisé

Discretisation/binarisation
(Module sklearn.preprocessing)

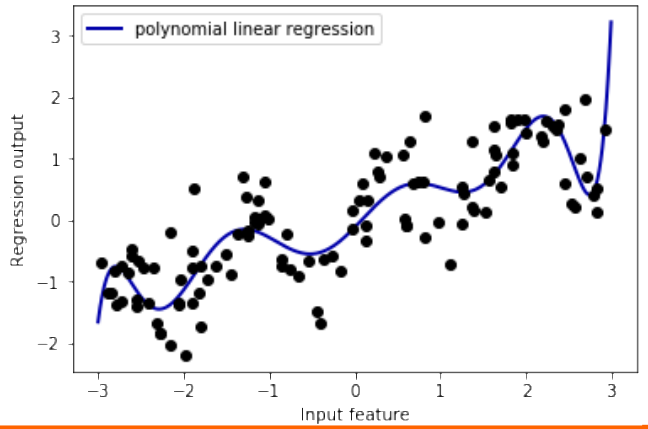
X initial + X discrétisé et binarisé



X initial * X discrétisé et binarisé



Polynômes de X



Discretisation/binarisation
(Module sklearn.preprocessing)

- **ColumnTransformer, make_columntransformer**

  Pour définir les transformations à appliquer à différents ensembles d'attributs

Références

[1] PEDREGOSA et al. : *Scikit-learn : Machine Learning in Python*. JMLR 12, pp. 2825-2830. (User guide and API : https ://scikit-learn.org/stable/), 2011.

[2] Jiawei HAN, Micheline KAMBER, Jian PEI. *DataMining: Concepts and Techniques (Third edition)*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 2011.

[3] Adreas C. MÜLLER et Sarah GUIDO : *Introduction to Machine Learning with Python*. O'Reilly Media, Inc., Sebastopol, CA, 2017.

[4] Pang-Ning TAN, Michael STEINBACH et Vipin KUMAR : *Introduction to Data Mining, (Second Edition)*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 2018.